Porozumění obsahu obrazu

Karel Horák

Computer Vision Group
Department of Control and Instrumentation
Faculty of Electrical Engineering and Communications
Brno University of Technology

Rozvrh přednášky:

1. Úvod.
2. Řídicí strategie.
3. Rozpoznávání.
4. Analýza histogramu.
5. Metody díl po dílu.
6. Metody křížení dílů.
7. RANSAC.

Porozumění obsahu obrazu

Karel Horák

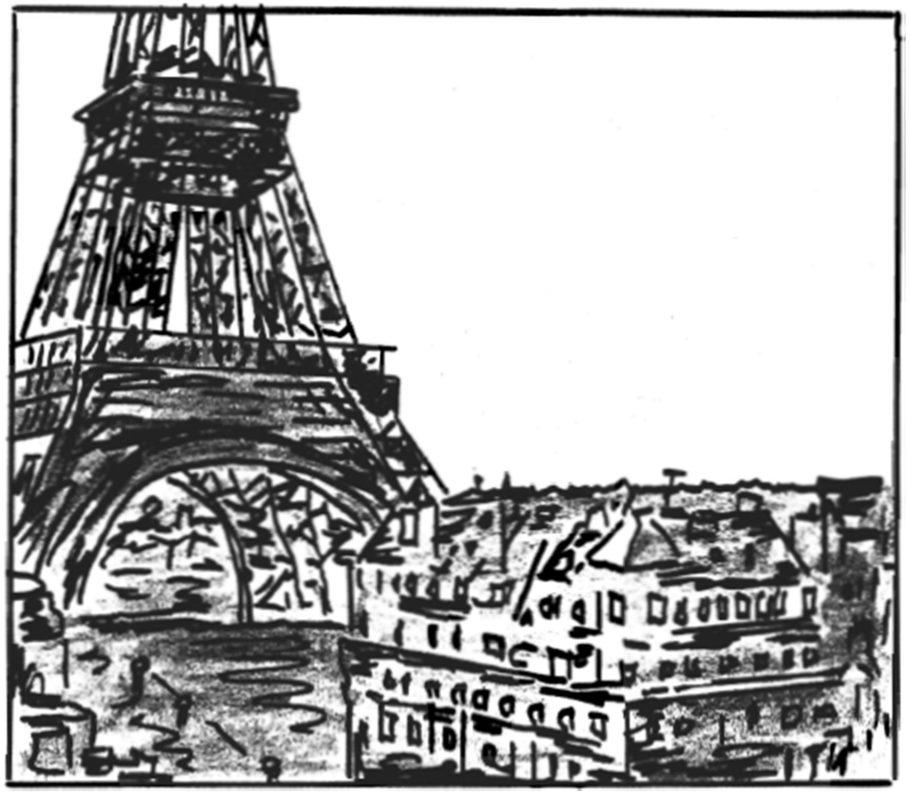
Computer Vision Group
Department of Control and Instrumentation
Faculty of Electrical Engineering and Communications
Brno University of Technology

Rozvrh přednášky:

Úvod – motivace

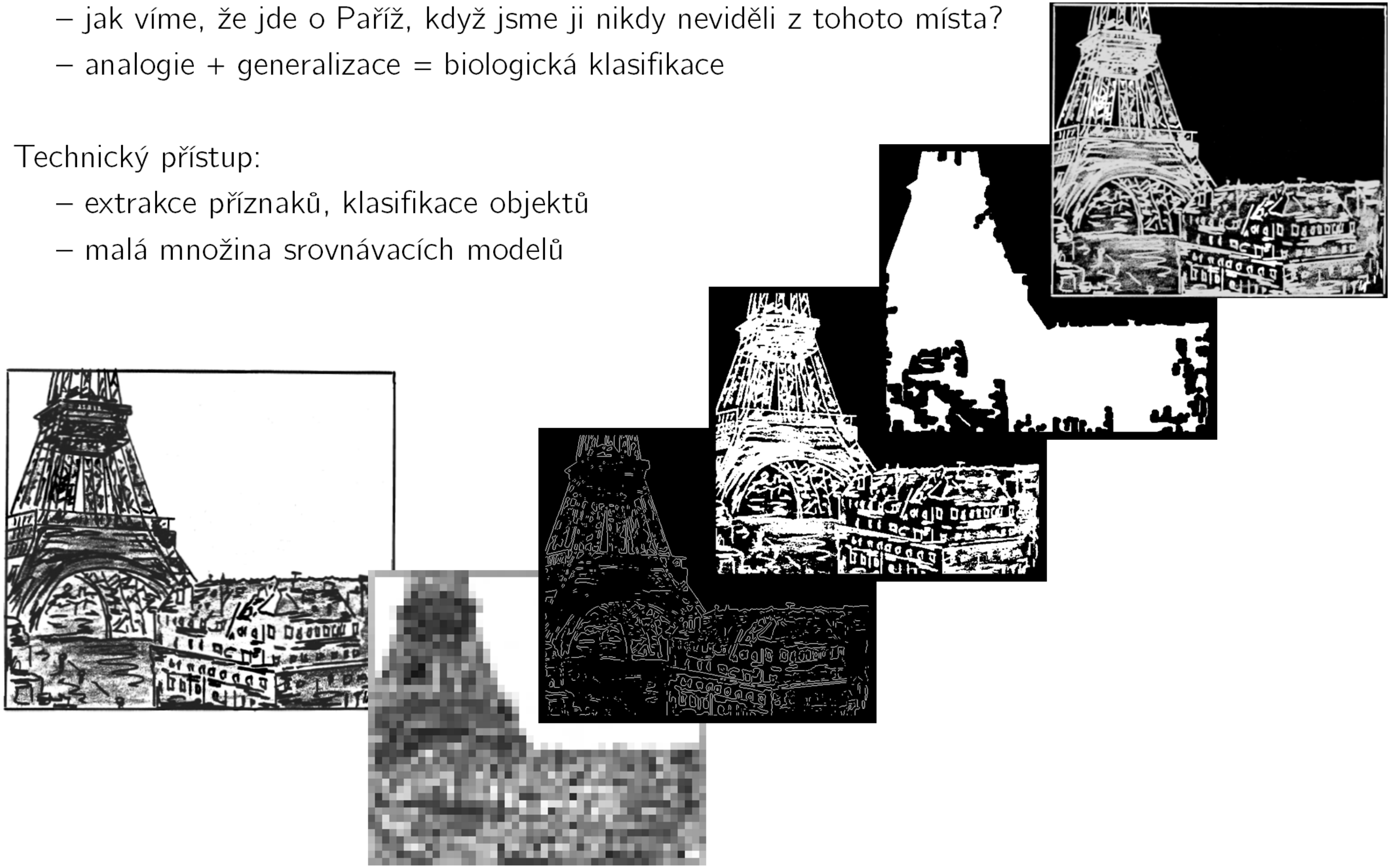
- Proč je porozumění obrazu těžké:
  - snaha řešit biologické úlohy technicky
  - obráceně: technické inspekční systémy pro průmyslové aplikace jsou přesnější a spolehlivější, než biologická kontrola

- Interpretace obecného obrazu – jaké město je na obrázku?



Úvod – motivace

- Biologický přístup:
  - jak víme, že jde o Paříž, když jsme ji nikdy neviděli z tohoto místa?
  - analogie + generalizace = biologická klasifikace
- Technický přístup:
  - extrakce příznaků, klasifikace objektů
  - malá množina srovnávacích modelů



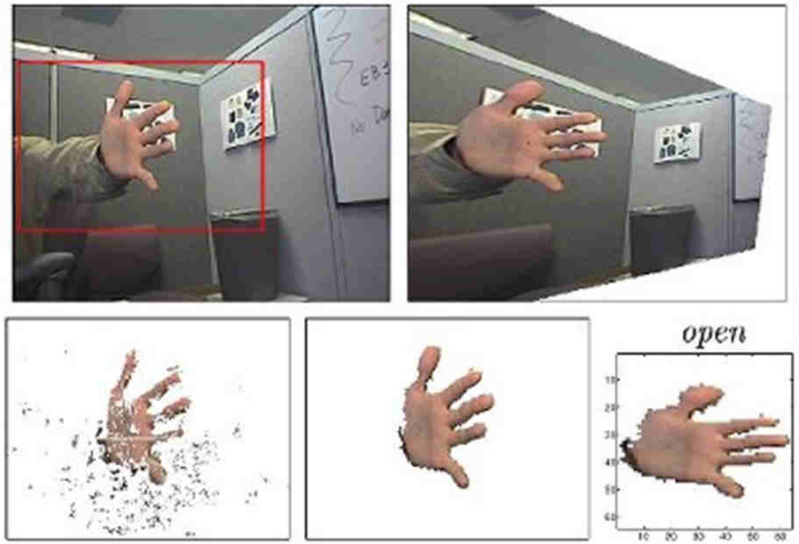
Úvod – příklad

- Biologický vs. technický přístup – příklad 1:
  - úloha = detekovat známe osoby v davu
  - postup: segmentace objektů $\rightarrow$ rozpoznání osob $\rightarrow$ identifikace jedince

(Londýn – letiště Heathrow)

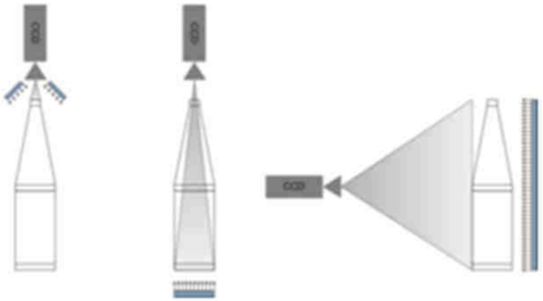
Úvod – příklad

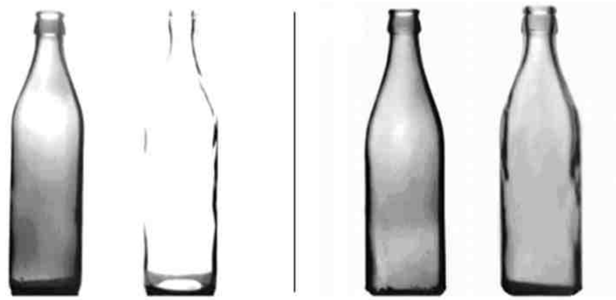
- Biologický vs. technický přístup – příklad 2:
  - úloha: rozpoznat gesto pro řízení procesu popř. upřesnění kontextu situace
  - postup: detekce pohybu → segmentace ruky → klasifikace gesta

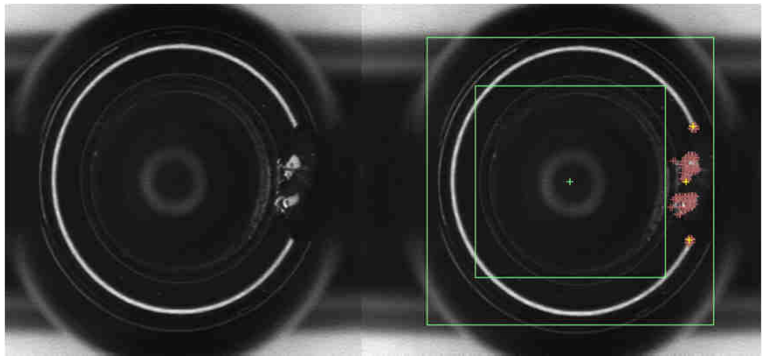


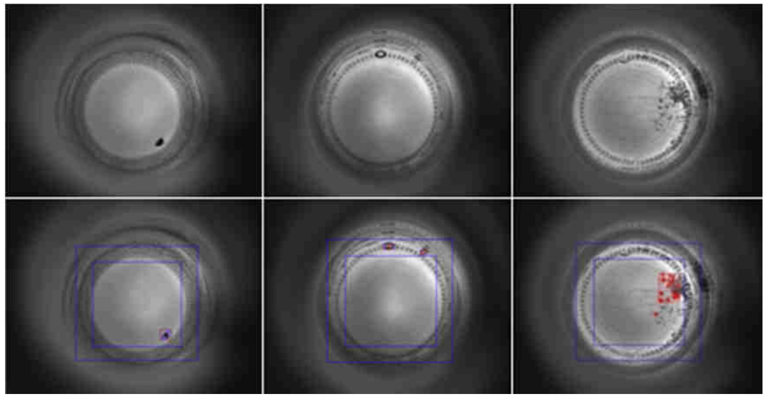
Úvod – příklad

- Biologický vs. technický přístup – příklad 3:
  - úloha: detekovat vady a klasifikovat vadné výrobky
  - postup: jasové korekce $\rightarrow$ segmentace nehomogenit $\rightarrow$ klasifikace příznaků









Úvod – interpretace obrazu

- Interpretace výsledků zpracování obrazu:
  - silný předpoklad: přesná segmentace + popis vnitřního modelu + správná klasifikace
  - slabý závěr: nezaznamenané vlivy okolí (dezinterpretace), statické snímání dynamické scény, ...
- Jakou akci můžeme následně očekávat?

Porozumění obsahu obrazu

Karel Horák

Computer Vision Group
Department of Control and Instrumentation
Faculty of Electrical Engineering and Communications
Brno University of Technology

Rozvrh přednášky:

1. Úvod.
2. **Řídicí strategie.**
3. Rozpoznávání.
4. Analýza histogramu.
5. Metody díl po dílu.
6. Metody křížení dílů.
7. RANSAC.

Řídicí strategie – definice

- Řídicí strategie vizuálního systému určuje míru porozumění obsahu obrazu:
  - syntaxe zpracování obrazu = definice konkrétních kroků zpracování obrazu
    … filtrace šumu, lokalizace kružnic, detekce oblastí tváře, hledání šablony, …
  - sémantika zpracování obrazu = celkové porozumění obsahu obrazu tj. vnitřnímu modelu
    … rozpoznání výrazu tváře, klasifikace strojních dílů, dopravní asistent, …
- Řídicí strategie zpracování a porozumění obrazu:
  - hierarchické řízení = lze deklarovat nižší a vyšší úrovně procesu
  - nehierarchické řízení = nelze stanovit úrovně/priority jednotlivých metod, vykonávání procesu je založeno na principu soutěžení

Řídicí strategie – hierarchické řízení

- Hierarchické řízení (existuje nižší a vyšší úroveň řízení/zpracování):

  – řízení zdola nahoru
    - řízení obrazovými daty
    - postup od rastrového obrazu k popisu a rozpoznání objektů (prvotní přístup)

  – řízení shora dolu
    - řízení podle vnitřního modelu
    - vytvoření apriorní hypotézy o objektu a její následné ověření nebo zamítnutí

  – kombinované řízení
    - využívá znalostí z vyšší úrovně pro řízení operací nižší úrovně
    - např.: úloha hledání kružnic (znalost vyšší úrovně) $\rightarrow$ volíme Houghovu transformaci pro detekci kružnic (řízení nižší úrovně)
    - znalosti z vyšší úrovně však samy o sobě nestačí k celkovému řešení úlohy $\rightarrow$ málokdy je použito jen řízení zdola-nahoru nebo shora-dolu

Řídicí strategie – nehierarchické řízení

- Nehierarchické řízení:
  - příměr = spolupráce a vzájemné soutěžení odborníků (metod) na řešení úlohy (např. komplexní analýza leteckých snímků)
  - strategie nehierarchického řízení: iterativně je vybírán odborník s nejlepší odezvou podle předchozích výsledků
  - princip tabule: báze dat přístupná všem odborníkům, mechanismus sdílení
  - démon: subsystém okamžitého zásahu do řídicí strategie mechanismem tabule

Porozumění obsahu obrazu

Karel Horák

Computer Vision Group
Department of Control and Instrumentation
Faculty of Electrical Engineering and Communications
Brno University of Technology

Rozvrh přednášky:

1. Úvod.
2. Řídicí strategie.
3. **Rozpoznávání.**
4. Analýza histogramu.
5. Metody díl po dílu.
6. Metody křížení dílů.
7. RANSAC.

Rozpoznávání – definice

- Pattern matching:
  - obecně: hledání přítomnosti množiny znaků vzoru v neznámém signálu
  - v počítačovém vidění: lokalizace modelu v cílovém obrazu s požadavkem přesné shody
  - např. hledání shody textu (search&replace)
- Pattern recognition:
  - obecně: úloha nalezení kategorie (třídy) vzoru v neznámém signálu
  - v počítačovém vidění: lokalizace segmentu v cílovém obrazu, jehož třída odpovídá třídě modelu
  - např. detekce RZ vozidla bez ohledu na státní příslušnost

Rozpoznávání – metody

- Rozdílové metody:
  - suma čtverců odchylek (vzoru/šablony a vyšetřovaného signálu)
  - suma čtverců odchylek s korekcí intenzity
- Korelační metody:
  - prostá korelace / normalizovaná korelace / modifikovaná normalizovaná korelace
- Analýza histogramu:
  - prostý rozdíl / metody díl po dílu / metody křížení dílů
- Statistické metody:
  - shluková analýza
  - RANSAC
  - Support Vector Machines
- Syntaktické rozpoznávání
- Neuronové sítě
- Fuzzy rozpoznávací systémy

Porozumění obsahu obrazu

Karel Horák

Computer Vision Group
Department of Control and Instrumentation
Faculty of Electrical Engineering and Communications
Brno University of Technology

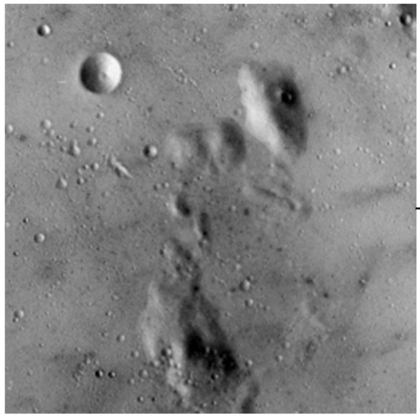
Rozvrh přednášky:

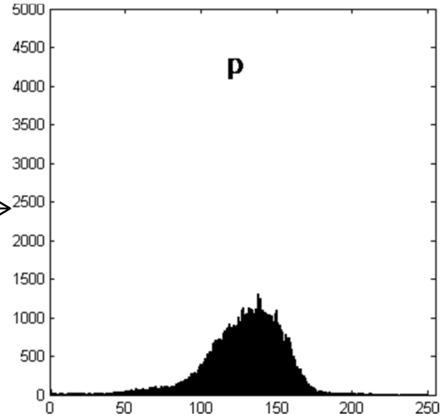
1. Úvod.
2. Řídicí strategie.
3. Rozpoznávání.
4. **Analýza histogramu.**
5. Metody díl po dílu.
6. Metody křížení dílů.
7. RANSAC.

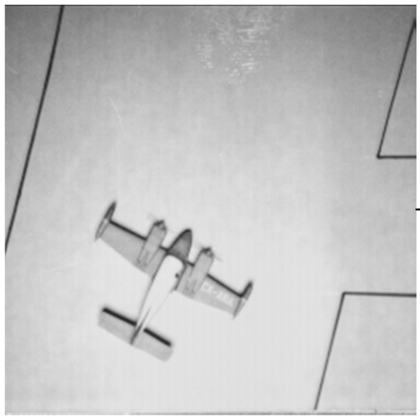
Analýza histogramu – definice

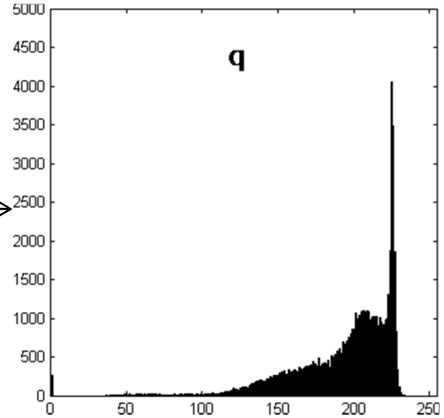
- Porovnávání dvou histogramů:
  - – databázový histogram p(i) = histogram vzoru (model)
  - – aktuální histogram q(i) = histogram objektu (neznámý signál)

- Porovnávání = určení vzdálenosti (podobnosti) histogramů:









d(p,q) = ?

Analýza histogramu – členění metod

- Třídy metod pro měření vzdálenosti dvou histogramů:

  – prostý rozdíl

  – metody díl po dílu (bin-by-bin)
  $\longrightarrow$ vzdálenost Minkowského
  $\longrightarrow$ vzdálenost Bhattacharyya
  $\longrightarrow$ průnik histogramů
  $\longrightarrow$ statistika χ^2
  $\longrightarrow$ divergence Kullback-Leibler
  $\longrightarrow$ divergence Jeffrey

  – metody křížení dílů (cross-bin)
  $\longrightarrow$ kvadratická vzdálenost
  $\longrightarrow$ kumulativní vzdálenost
  $\longrightarrow$ statistika Kolmogorov-Smirnov

Analýza histogramu – členění metod

- Třídy metod pro měření vzdálenosti dvou histogramů:

  – prostý rozdíl

  – metody díl po dílu (bin-by-bin)
  → vzdálenost Minkowského
  → vzdálenost Bhattacharyya
  → průnik histogramů
  → statistika χ^2
  → divergence Kullback-Leibler
  → divergence Jeffrey

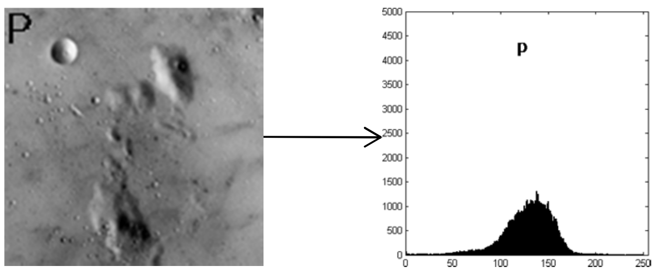
  – metody křížení dílů (cross-bin)
  → kvadratická vzdálenost
  → kumulativní vzdálenost
  → statistika Kolmogorov-Smirnov

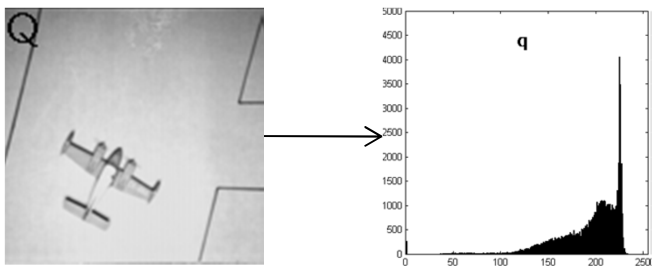
Analýza histogramu – prostý rozdíl

- Prostý rozdíl:
  - metrika porovnání celkových velikostí histogramů
  - výhoda: velmi jednoduchá metoda
  - nevýhoda: nezohledňuje rozložení dílů histogramů, ale pouze jejich celkovou energii tzn. nemá praktické použití pro lokalizaci šablony (jinak: udává jen prostý rozdíl počtu pixelů obrazů)

$$d_P = \left| \sum_i p(i) - \sum_i q(i) \right|$$

- Nemá význam u porovnávání šablon stejných rozměrů bez ohledu na hodnoty a rozložení pixelů:





$$\dim(P) = (256,256) \quad \rightarrow \quad \sum_{i=0}^{255} p(i) = \dim(P,1)\cdot\dim(P,2) = 2^{16}$$

$$\downarrow$$

$$d_P = 0 \quad \Leftarrow \quad \left| 2^{16} - 2^{16} \right|$$

$$\uparrow$$

$$\dim(Q) = (256,256) \quad \rightarrow \quad \sum_{i=0}^{255} q(i) = \dim(Q,1)\cdot\dim(Q,2) = 2^{16}$$

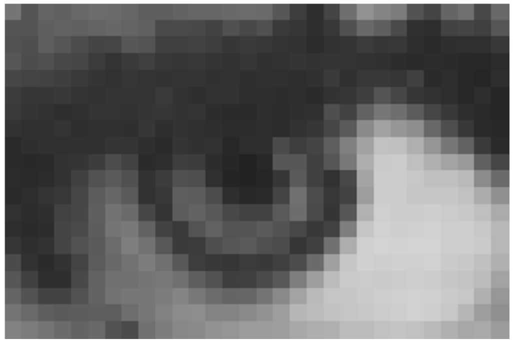
Analýza histogramu – prostý rozdíl

- Příklad:
  - detekce modelu oka porovnáváním histogramů šablony Q a obrazového segmentu P
  - šablona = obraz oka (q_1xq_2 bodů)

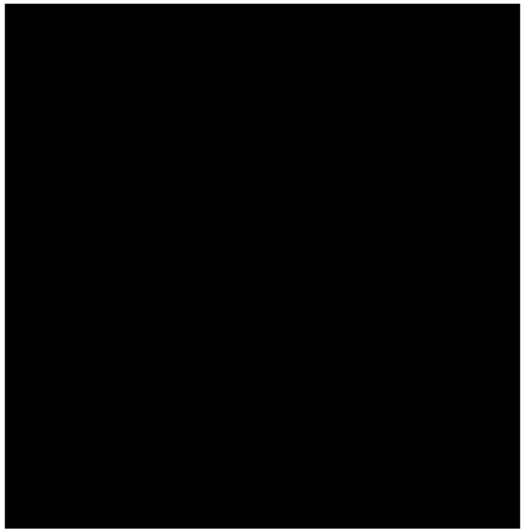
- Algoritmus : pro každou přípustnou polohu (x,y) šablony ve vstupním obrazu proveď:
  - definuj obrazový segment (x,y,x+q_1,y+q_2)
  - vypočítej vzdálenost d(p,q) histogramu Q a histogramu P podle určené metriky
  - hodnotu d(p,q) zapiš do pole vzdáleností D na pozici (x,y)
  - polohu šablony Q v obrazu P lokalizuj detekcí minima v poli vzdáleností D

P(512x512)

Q(30x20)



D(492x482)



Porozumění obsahu obrazu

Karel Horák

Computer Vision Group
Department of Control and Instrumentation
Faculty of Electrical Engineering and Communications
Brno University of Technology

Rozvrh přednášky:

Analýza histogramu – členění metod

- Třídy metod pro měření vzdálenosti dvou histogramů:

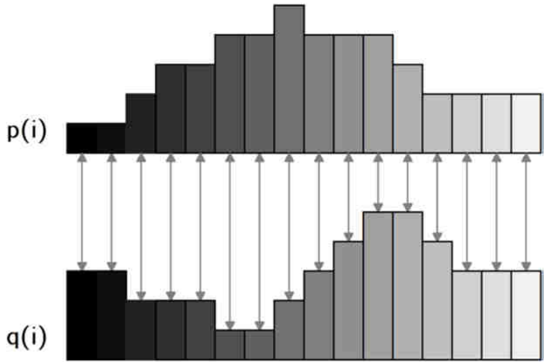
  – prostý rozdíl

  – metody díl po dílu (bin-by-bin) $\rightarrow$ vzdálenost Minkowského
  $\rightarrow$ vzdálenost Bhattacharyya
  $\rightarrow$ průnik histogramů
  $\rightarrow$ statistika χ^2
  $\rightarrow$ divergence Kullback-Leibler
  $\rightarrow$ divergence Jeffrey

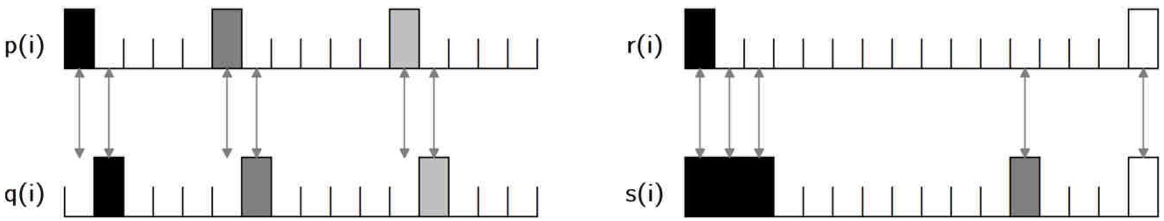
  – metody křížení dílů (cross-bin) $\rightarrow$ kvadratická vzdálenost
  $\rightarrow$ kumulativní vzdálenost
  $\rightarrow$ statistika Kolmogorov-Smirnov

Analýza histogramu – metody díl po dílu

- Metody díl po dílu porovnávají pouze části histogramů se shodnými indexy:



- Výhoda metod: zohledňují rozdělení energie histogramů
- Nevýhoda metod: poziční metrika ⇒ geometricky podobné histogramy vykazují velkou vzdálenost



$$d(p,q) > d(r,s)$$

- Topografická vzdálenost se neuplatňuje:
  – hodnoty odpovídajících si indexů jsou porovnávány přímo (váha = 1)
  – hodnoty rozdílných indexů nejsou porovnávány vůbec (váha = 0)

Analýza histogramu – Minkowského vzdálenost

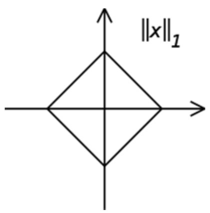
- Minkowského vzdálenost:
  - definována pomocí L^P normy
  - nejčastěji využívány normy L^1, L^2 a L^∞

- Norma L^P (obecně metrika vzdálenosti v prostoru $\Re^n$, zde v $\Re^2$):

$$d^{L^p}(p,q) = \left(\sum_i |p(i) - q(i)|^p \right)^{1/p}$$

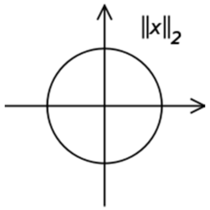
- Norma L^1 (Manhattan):

$$d^{L^1}(p,q) = \sum_i |p(i) - q(i)|$$



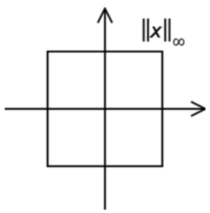
- Norma L^2 (Euclidean):

$$d^{L^2}(p,q) = \left(\sum_i (p(i) - q(i))^2 \right)^{1/2}$$

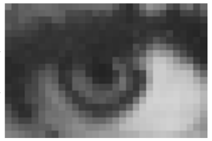


- Norma L^∞ (Chessboard):

$$d^{L^\infty}(p,q) = \left(\sum_i |p(i) - q(i)|^\infty \right)^{1/\infty} = \max\{|p(1) - q(1)|, |p(2) - q(2)|, \ldots, |p(n) - q(n)|\}$$



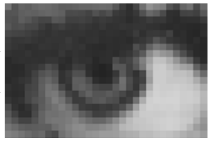
Analýza histogramu – Minkowského vzdálenost

- Minkowského vzdálenost histogramu šablony () a histogramu segmentu – norma L^1:
- P(512,512)

- D(492x482)

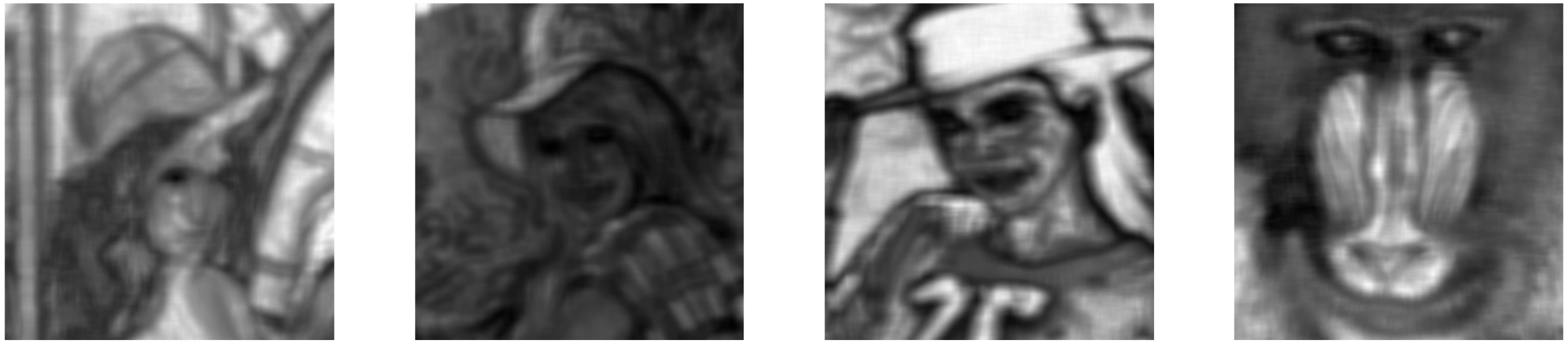
- min(D)

Analýza histogramu – Minkowského vzdálenost

- Minkowského vzdálenost histogramu šablony () a histogramu segmentu – norma L^2:

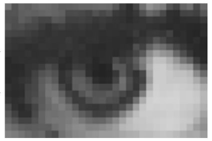
- P(512,512)

- D(492x482)

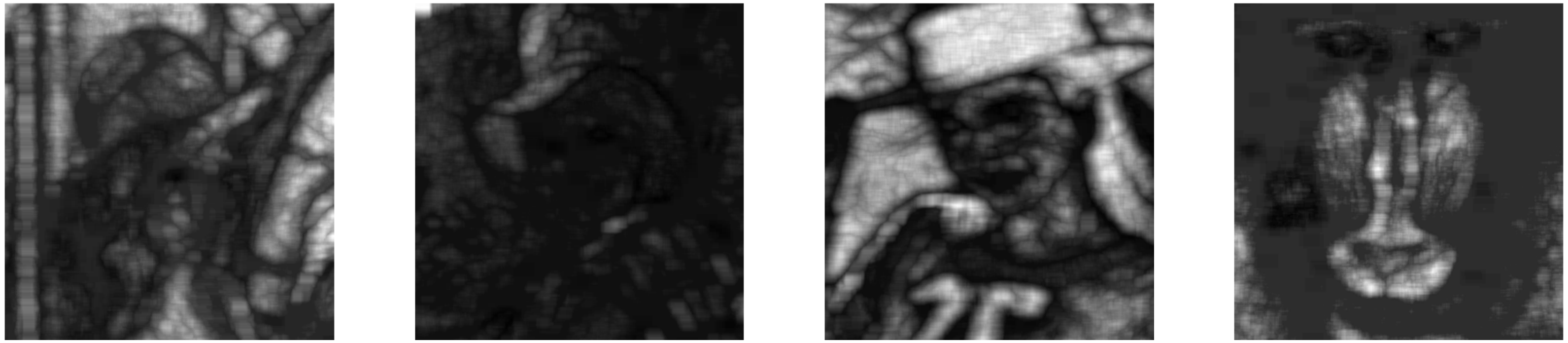


- min(D)

Analýza histogramu – Minkowského vzdálenost

- Minkowského vzdálenost histogramu šablony () a histogramu segmentu – norma L^{∞}:
- P(512,512)

- D(492x482)



- min(D)

Analýza histogramu – Bhattacharyya vzdálenost

- Koeficient Bhattacharyya:
  - spojité rozložení:

$$\rho(p,q) = \int_{i \in I} \sqrt{p(i) \cdot q(i)}\, di \quad 0 \leq \rho(p,q) \leq 1 \quad I \subseteq \Re$$

  - diskrétní rozložení:

$$\rho(p,q) = \sum_{i \in I} \sqrt{p(i) \cdot q(i)} \quad 0 \leq \rho(p,q) \leq 1 \quad I \subseteq Z$$

- Vzdálenost Bhattacharyya:

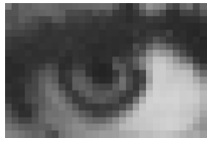
$$d_B(p,q) = -\ln(\rho(p,q)) \quad 0 \leq d_B(p,q) \leq \infty$$

$$d_B(p,q) = \sqrt{1 - \rho(p,q)} \quad 0 < d_B(p,q) \leq 1$$

- Matematická interpretace:
  - skalární součin vektorů p a q, jejichž prvky jsou odmocniny pravděpodobností p(i) a q(i) definovaných na totožné doméně X

- Geometrická interpretace:
  - kosinus úhlu sevřeného vektory p(i) a q(i)

Analýza histogramu – Bhattacharyya vzdálenost

- Bhattacharyya vzdálenost histogramu šablony () a histogramu segmentu:
- P(512,512)

- D(492x482)

- min(D)

Analýza histogramu – průnik histogramů

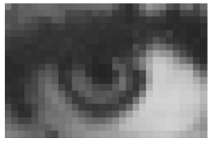
- Průnik histogramů:
  - při shodných velikostech je ekvivalentní Minkowského vzdálenosti L_1

$$d_P(p,q) = 1 - \frac{\sum_i \min(p(i), q(i))}{S}$$

- kde S:

$$S = \sum_i p(i) = \sum_i q(i)$$

Analýza histogramu – průnik histogramů

- Průnik histogramu šablony () a histogramu segmentu:
- P(512,512)

- D(492x482)

- min(D)

Analýza histogramu – statistika χ^2

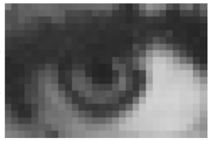
- Statistika χ^2:
  - udává pravděpodobnost, že první histogram náleží do třídy druhého histogramu
  - pro nízký počet pozorování (hodnoty v histogramu) velmi nepřesné
  - žádný díl histogramu nesmí být nulový

$$\chi^2(p,q) = \sum_i \frac{(p(i) - \mu(i))^2}{\mu(i)}$$

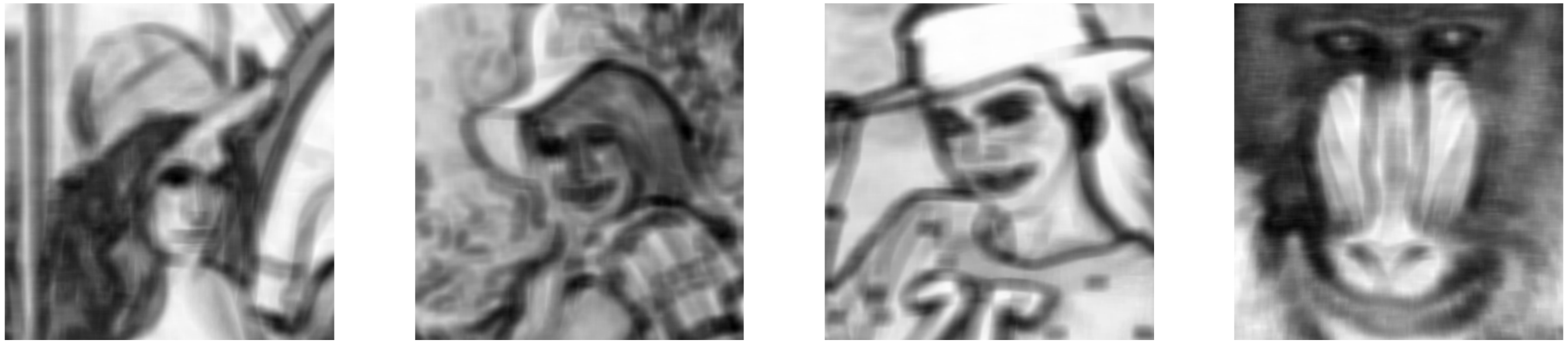
- kde $\mu(i)$ značí průměrnou hodnotu totožných dílů obou histogramů:

$$\mu(i) = \frac{p(i) + q(i)}{2}$$

Analýza histogramu – statistika χ^2

- Statistika χ^2 histogramu šablony () a histogramu segmentu:
- P(512,512)

- D(492x482)



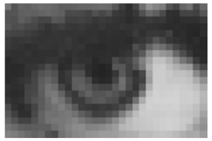
- min(D)

Analýza histogramu – divergence Kullback-Leibler

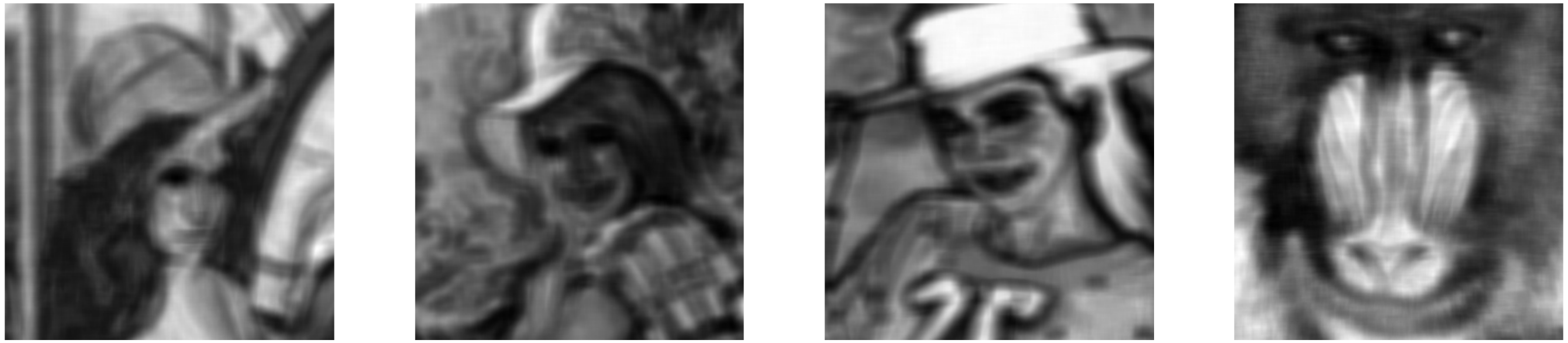
- Divergence Kullback-Leibler:
  - udává míru shody dvou rozložení
  - nevýhoda: asymetrická metoda, velmi citlivá na rozdělení dílů histogramů

$$d_{KL}(p,q) = \sum_i p(i) \cdot \ln \frac{p(i)}{q(i)} \quad d_{KL}(p,q) \geq 0$$

Analýza histogramu – divergence Kullback-Leibler

- Divergence Kullback-Leibler histogramu šablony () a histogramu segmentu:
- P(512,512)

- D(492x482)



- min(D)

Analýza histogramu – divergence Jeffrey

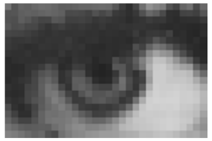
- Divergence Jeffrey:
  - udává míru shody dvou rozložení
  - symetrická verze divergence Kullback-Leibler (respektuje rozložení p i q histogramu)
  - robustní metrika vzhledem ke změnám rozdělení dílů histogramu

$$d_J(p,q) = \sum_i \left(p(i) \cdot \ln \frac{p(i)}{\mu(i)} + q(i) \cdot \ln \frac{q(i)}{\mu(i)} \right) \quad d_J(p,q) \geq 0$$

- kde μ(i) značí průměrnou hodnotu totožných dílů obou histogramů:

$$\mu(i) = \frac{p(i) + q(i)}{2}$$

Analýza histogramu – divergence Jeffrey

- Divergence Jeffrey histogramu šablony () a histogramu segmentu:
- P(512,512)

- D(492x482)

- min(D)

Porozumění obsahu obrazu

Karel Horák

Computer Vision Group
Department of Control and Instrumentation
Faculty of Electrical Engineering and Communications
Brno University of Technology

Rozvrh přednášky:

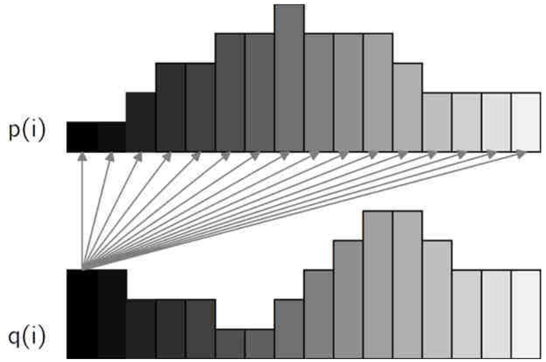
1. Úvod.
2. Řídicí strategie.
3. Rozpoznávání.
4. Analýza histogramu.
5. Metody díl po dílu.
6. **Metody křížení dílů.**
7. RANSAC.

Analýza histogramu – členění metod

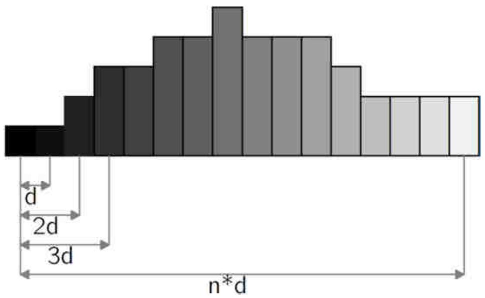
- Třídy metod pro měření vzdálenosti dvou histogramů:
  - prostý rozdíl
  - metody díl po dílu (bin-by-bin) → vzdálenost Minkowského
    → vzdálenost Bhattacharyya
    → průnik histogramů
    → statistika χ^2
    → divergence Kullback-Leibler
    → divergence Jeffrey
  - metody křížení dílů (cross-bin) → kvadratická vzdálenost
    → kumulativní vzdálenost
    → statistika Kolmogorov-Smirnov

Analýza histogramu – metody křížení dílů

- Metody křížení dílů porovnávají i části histogramů s různými indexy:



- Uplatňuje se topografická vzdálenost dílů histogramu:
  - globálně mají metody křížení dílů lepší výsledky, než metody díl po dílu
  - základní topografická vzdálenost = lineární jednotková metrika



Analýza histogramu – kvadratická vzdálenost

- Kvadratická vzdálenost je definována:

$$d_Q(p,q) = \sqrt{(p-q)\cdot S\cdot (p-q)^T}$$

- kde p resp. q jsou vektory histogramů obsahující prvky p(i) a q(i):

$$p = (p(1), p(2), \ldots, p(n)), \quad q = (q(1), q(2), \ldots, q(n))$$

- a S je čtvercová podobnostní matice:

$$S = (s_{ij}) = \begin{pmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1n} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{n1} & s_{n2} & \cdots & s_{nn} \end{pmatrix}$$

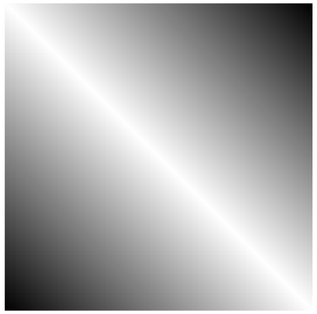
- Prvky matice vyjadřují podobnost (vzdálenost) dílů histogramu:
  - s_{ij} = vzdálenost mezi dílem i histogramu p a dílem j histogramu q
  - pokud je S normalizovaná diagonální matice, pak:

$$d_Q(p,q) = d_{L_2}(p,q)$$

Analýza histogramu – kvadratická vzdálenost

- Základní tvary matice podobností S:
  - topologická lineární vzdálenost:

$$s_{ij} = 1 - \frac{d_{ij}}{d_{\max}} \quad \Rightarrow \quad S_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0.9961 & \cdots & 0.0039 \\ 0.9961 & 1 & \cdots & 0.0078 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.0039 & 0.0078 & \cdots & 1 \end{pmatrix}$$



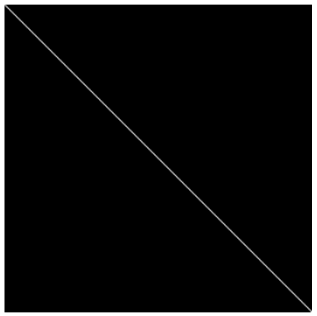
pozn.: topografická vzdálenost $d_{ij} \rightarrow$ např. abs(i-j)

  - topologická logaritmická vzdálenost:

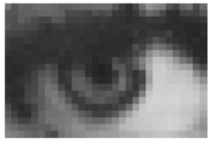
$$s_{ij} = 1 - \ln \frac{d_{ij}}{d_{\max}} \quad \Rightarrow \quad S_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0.9961 & \cdots & 0.3088 \\ 0.9961 & 1 & \cdots & 0.3108 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.3088 & 0.3108 & \cdots & 1 \end{pmatrix}$$

  - topologická identita:

$$s_{ij} = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases} \quad \Rightarrow \quad S_3 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix}$$

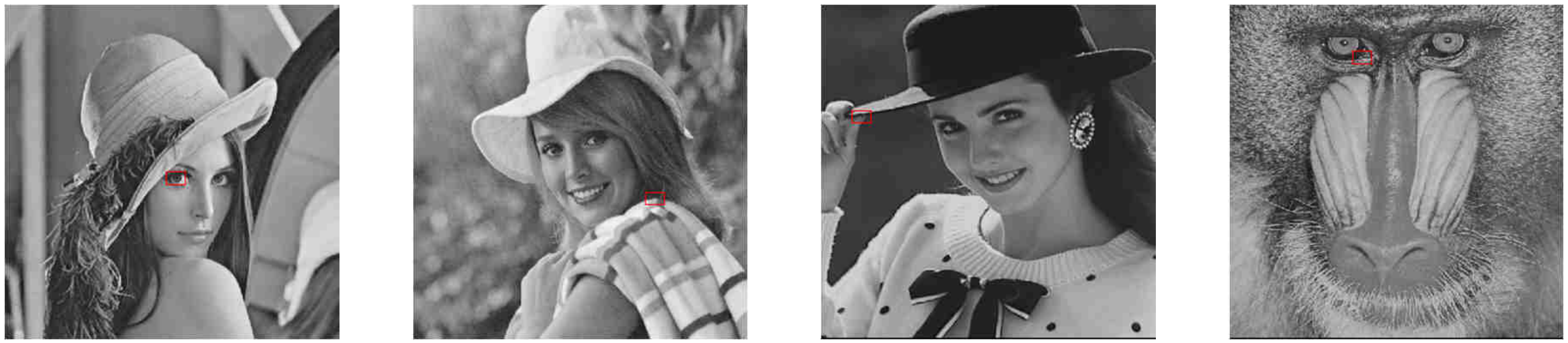


Analýza histogramu – kvadratická vzdálenost

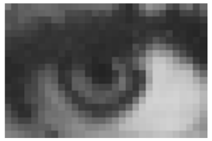
- Kvadratická vzdálenost histogramu šablony () a histogramu segmentu (S_1):
- P(512,512)

- D(492x482)

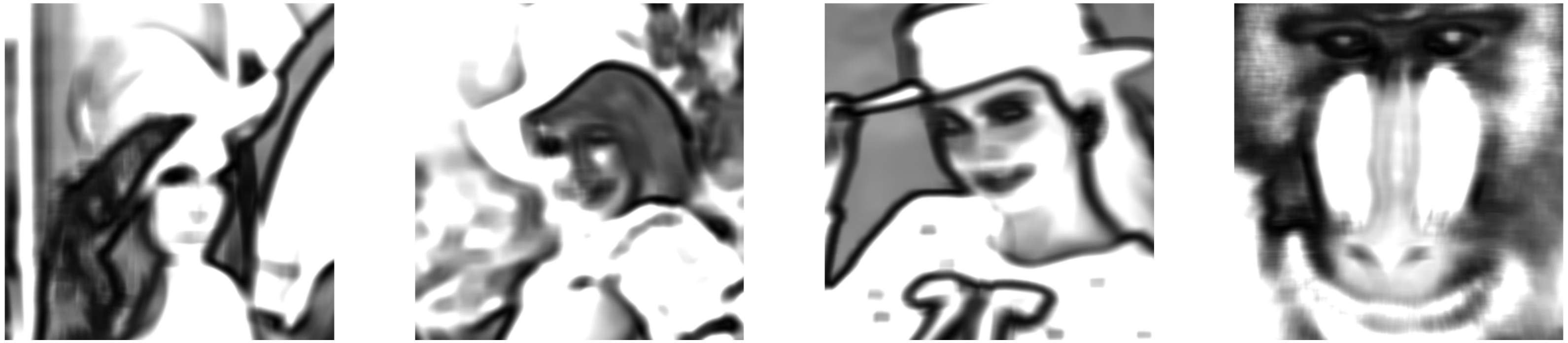
- min(D)



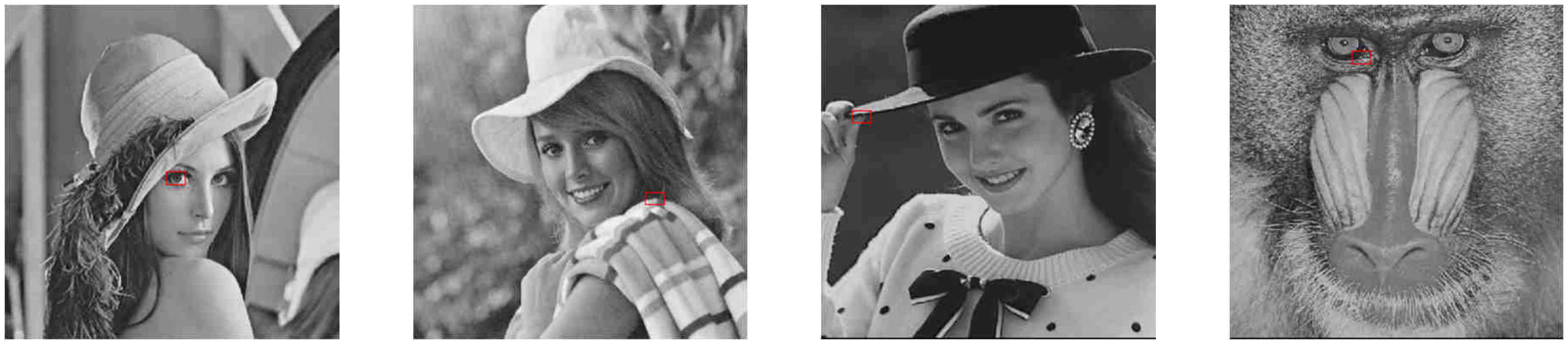
Analýza histogramu – kvadratická vzdálenost

- Kvadratická vzdálenost histogramu šablony () a histogramu segmentu (S_2):
- P(512,512)

- D(492x482)



- min(D)



Analýza histogramu – kumulativní vzdálenost

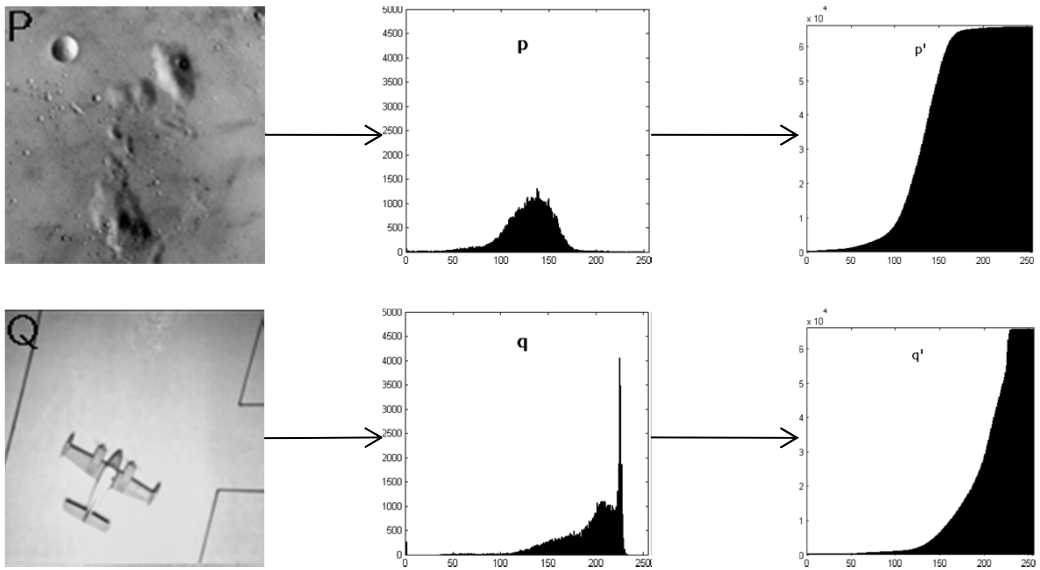
- Kumulativní vzdálenost je definována:

$$d_C(p,q) = \sum_i \left| p'(i) - q'(i) \right|$$

- kde p' resp. q' je kumulativní histogram p resp. q histogramu:

$$p'(i) = \sum_{j=1}^{j \le i} p(i)$$

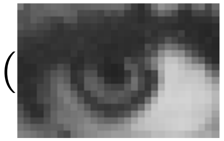
$$q'(i) = \sum_{j=1}^{j \le i} q(i)$$



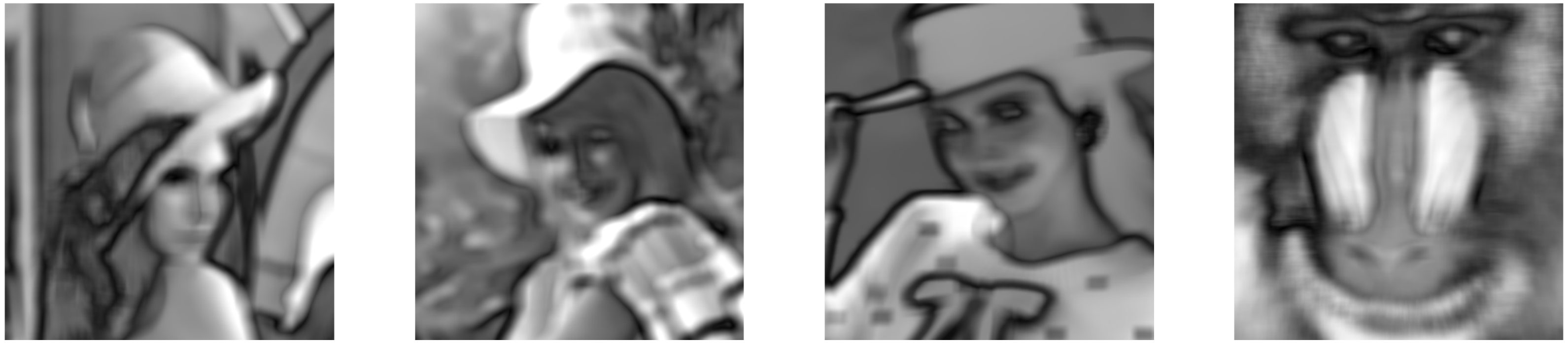
- Kumulativní vzdálenost = Minkowského vzdálenost L_1 normy kumulativních histogramů:

$$d_C(p,q) = d_{L_1}(p', q')$$

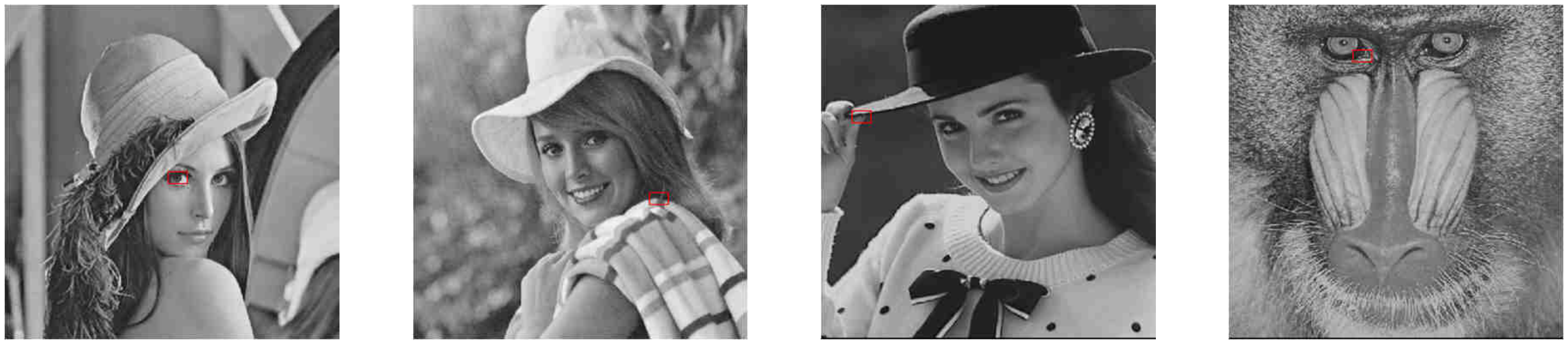
Analýza histogramu – kumulativní vzdálenost

- Kumulativní vzdálenost histogramu šablony () a histogramu segmentu:
- P(512,512)

- D(492x482)



- min(D)



Analýza histogramu – statistika Kolmogorov-Smirnov

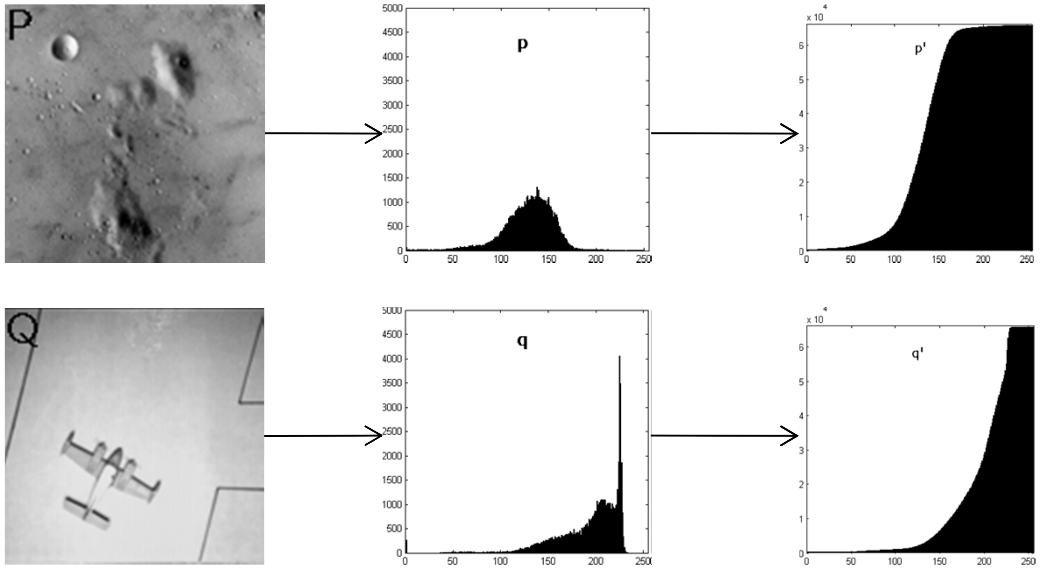
- Statistika Kolmogorov-Smirnov:

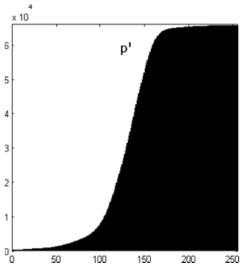
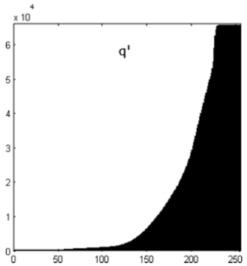
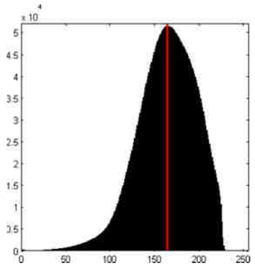
$$d_{KS}(p,q) = \max\left|p'(i) - q'(i)\right|$$

- kde p' resp. q' je kumulativní histogram p resp. q histogramu:

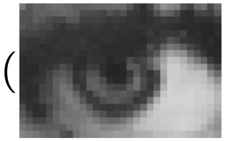
$$p'(i) = \sum_{j=1}^{j\le i} p(i)$$

$$q'(i) = \sum_{j=1}^{j\le i} q(i)$$



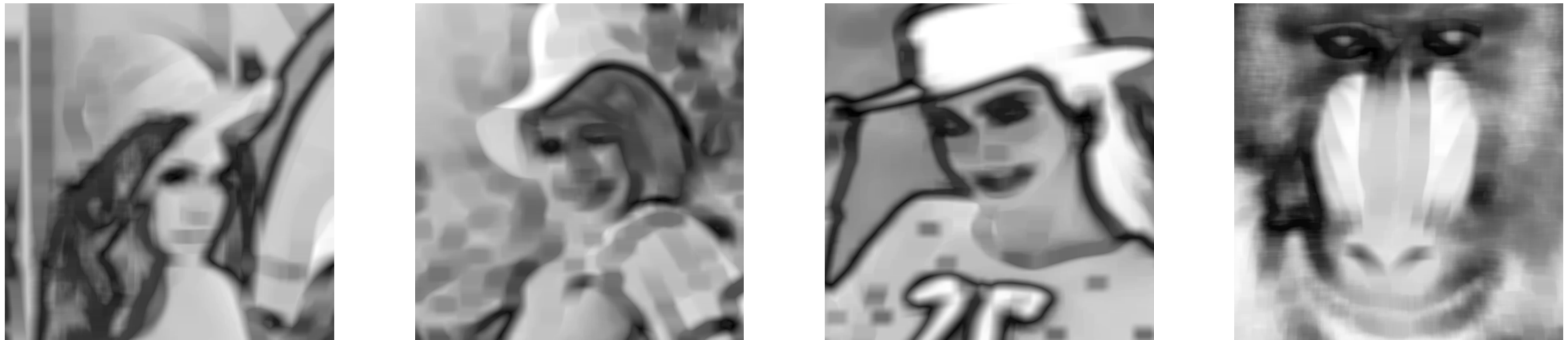
$d_{KS}(p,q) = \max\Big|$  $-$  $\Big|$ $=$ 

Analýza histogramu – statistika Kolmogorov-Smirnov

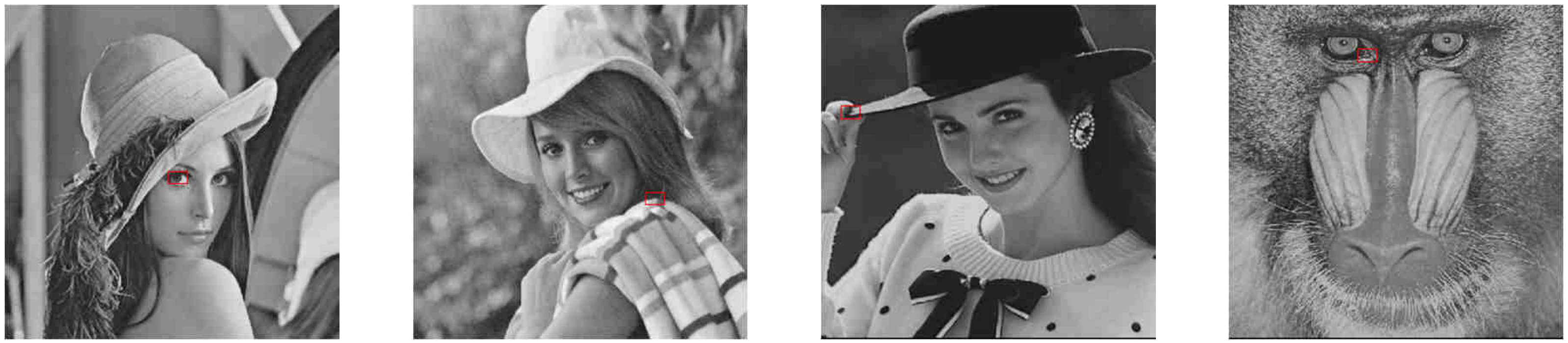
- Statistika Kolmogorov-Smirnov histogramu šablony () a histogramu segmentu:

- P(512,512)

- D(492x482)



- min(D)



Porozumění obsahu obrazu

Karel Horák

Computer Vision Group
Department of Control and Instrumentation
Faculty of Electrical Engineering and Communications
Brno University of Technology

Rozvrh přednášky:

1. Úvod.
2. Řídicí strategie.
3. Rozpoznávání.
4. Analýza histogramu.
5. Metody díl po dílu.
6. Metody křížení dílů.
7. **RANSAC.**

RANSAC – definice

- RANSAC = RAndom SAmple Consensus:
  - metoda vybírá náhodnou skupinu dat ze všech měření (odhad parametrů modelu)
  - použití např. pro řešení korespondenčního problému
  - základní myšlenka: každá naměřená data (tedy i obrazová) jsou složena ze správných hodnot a z chyb $\rightarrow$ úkolem je separovat tyto dvě třídy
  - iterativní algoritmus
- Vlastnosti:
  - výhoda: robustní určení parametrů modelu díky hypoteticky úplnému vyřazení chybných dat
  - nevýhoda: neexistuje předem známá horní časová hranice doby trvání výpočtu (pokud je v implementaci pevně stanovena, výsledný model nemusí být nutně nejlepší ze všech možností)

RANSAC – zadání úlohy

- Terminologie úlohy řešené pomocí RANSAC:
  - k dispozici je celkem M vzorků měřených dat (např. výslednic korespondenčních párů)
  - parametry modelu jsou odhadovány z $N \subseteq M$ vzorků
  - p_q značí pravděpodobnost náhodného výběru takové skupiny dat, která právě náleží správnému modelu
  - p_{fail} značí pravděpodobnost ukončení výpočtu, aniž by byl nalezen dostačující model (za předpokladu existence alespoň jednoho vyhovujícího modelu)

- Formální vstupy metody:
  - data = sada pozorovaných vzorků
  - model = aktuálně vypočtený model
  - N = minimální počet vzorků potřebných pro určení modelu (určuje velikost výběrové množiny)
  - L = maximální počet povolených iterací
  - T = hodnota prahu určující shodu dat (výběru) s modelem
  - D = počet vzorků potřebných k přijmutí správnosti modelu

- Formální výstupy:
  - $\boldsymbol{x}$ = vektor parametrů modelu, který nejlépe vyhovuje datům

RANSAC – algoritmus

- Postup výpočtu:
  - náhodně vyber alespoň N vzorků z M
  - z vybraných vzorků sestav model
  - urči počet vzorků K (<M), které vyhovují vypočtenému modelu s parametry ***x*** s tolerancí T
  - pokud je K>D, přijmi aktuálně vypočtený model a výpočet ukonči
  - opakuj výpočet od kroku jedna maximálně L-krát a poté ukonči výpočet s ***x***=***0***

- Výpočet pravděpodobností:
  - p_{fail}:

$$p_{fail} = (1 - (p_q)^N)^L$$

  - maximální počet povolených opakování L:

$$L = \frac{\log(p_{fail})}{\log(1-(p_q))^N}$$

RANSAC – příklad

- Příklad – korespondenční problém:
  - dvojice stereo-snímků s vyznačenými významnými body
  - M je množina všech možných korespondencí typu každý s každým
  - metoda RANSAC odstraňuje ty korespondence, které nevyhovují většinovému modelu lineárního posunu